

APLIKASI JARINGAN SARAF TIRUAN UNTUK EVALUASI VENTILASI BANGUNAN TROPIS LEMBAB

Jefrey Ignatius Kindangen*, Sumenge T. Gideon Kaunang**,
Djangkung Sardjono***

*) Fakultas Teknik, Jurusan Teknik Arsitektur, **) Jurusan Teknik Elektro, Universitas Sam Ratulangi

***) Politeknik Negeri Manado

ABSTRAK

Dalam iklim tropis lembab dimana temperatur udara rata-rata dan kelembaban relatif udara yang tinggi, aliran udara dalam bangunan dapat memberikan tingkat kenyamanan tanpa menggunakan sistem pendinginan udara aktif. Aliran udara mempengaruhi tingkat kenyamanan termik dengan menurunkan resiko pemanasan lokal dan memperbaiki tingkat evaporasi keringat.

Aliran udara dalam bangunan tidak hanya dipengaruhi oleh kecepatan angin, tetapi juga oleh sejumlah parameter arsitektural. Merubah parameter-parameter ini dapat memodifikasi pola aliran udara dalam ruang. Akan tetapi, apabila sejumlah parameter ini harus diperhitungkan, determinasi kecepatan udara dalam suatu ruangan menjadi sangat sulit. Untuk persoalan tersebut dicoba untuk menerapkan teknik intelijen buatan untuk menyelesaikan masalah ini.

Artikel ini menjelaskan tentang penggunaan Jaringan Saraf Tiruan untuk mengevaluasi ventilasi bangunan. Kami menggunakan koefisien kecepatan udara sebagai indikator kinerja ventilasi bangunan. Koefisien ini merupakan suatu ukuran laju aliran udara relatif dalam suatu ruangan pada bidang horisontal dalam ruang hunian.

Artikel ini menunjukkan bagaimana ide tersebut diaplikasikan dan hasilnya dipresentasikan. Penggunaan Jaringan Saraf Tiruan sebagai prediktor universal merupakan suatu hal yang menarik dalam investigasi dan evaluasi ventilasi bangunan. Ditunjukkan kemampuannya untuk memberikan hasil yang reliabel dalam keadaan dimana sejumlah besar parameter harus diperhitungkan secara simultan.

Kata kunci: aliran udara, jaringan saraf tiruan, koefisien kecepatan udara.

ABSTRACT

In humid tropical climates where the average annual temperature and the relative humidity are high, the air flows in buildings may be enough to provide ventilation at a satisfactory level of comfort without the use of active air-conditioning systems. Air movements have an effect on thermal comfort, decreasing the risk of local overheating, and giving sufficient interior air velocity to improve the evaporation of sweat.

Air movements inside a building depend not only on the external wind velocity, but also on a number of architectural parameters. Changes in these parameters can modify interior airflow patterns. However, if a meaningful number of such parameters are to be taken into account, the determination of interior air velocity is very difficult. It was therefore decided to look at how artificial intelligen techniques might facilitate the solution of the problems involved.

This article describes an initial attempt to apply artificial neural networks to be used in the evaluation of building ventilation. We used the interior velocity coefficient as an indicator of the performance of building ventilation. The interior velocity coefficient is a measure of the relative strength of the interior air movement in horizontal planes representing an occupied space.

It is shown how these ideas are applied in the present research, and the results are presented. The utilization of neural networks as a universal predictor is an interesting subject for investigation and evaluation, given their ability to provide reliable results in situations where a large number of parameters have to be taken into account simultaneously.

Keywords: airflow, artificial neural networks, interior velocity coefficient.

PENDAHULUAN

Dalam kondisi yang panas dan lembab, kecepatan udara dan distribusinya memegang

peranan yang sangat penting untuk mencapai suatu tingkat kenyamanan termik dalam suatu ruangan [1, 2, 3]. Besarnya kecepatan udara yang masuk dalam suatu ruangan sangat tergantung

pada banyak faktor seperti besar dan konfigurasi “inlet” dan “outlet”, posisi dan bentuk bangunan terhadap kecepatan udara di lingkungannya dan seluruh penampakan fisik bangunan atau parameter arsitektur bangunan [4]. Pengaruh masing-masing parameter yang disebutkan di atas akan berbeda-beda. Jika beberapa parameter muncul bersamaan, pengaruh yang dihasilkan bukanlah suatu penambahan aritmetis akan tetapi dapat menjadi masalah non-linier.

Pertama, artikel ini difokuskan pada upaya membangun suatu basis data untuk bangunan-bangunan berventilasi alamiah. Dalam membangun basis data tentang ventilasi natural dalam bangunan-bangunan tropis lembab, beberapa aspek yang diteliti adalah : perilaku aliran udara dalam ruangan akibat arah dan kecepatan angin di luar bangunan di zone bebas, pengaruh konfigurasi bukaan (inlet dan outlet), bentuk atap dan peletakan aksesoris bukaan seperti posisi dan jenis jendela. Penyusunan basis data dilakukan dengan studi pustaka dan dukungan sebahagian besar hasil-hasil penelitian yang menggunakan *Computational Fluid Dynamics*. Data ini dijadikan parameter **input** untuk model Jaringan Saraf Tiruan.

Kedua, penggunaan Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Networks*) untuk memprediksi pengaruh elemen-elemen fisik/arsitektural yang muncul secara simultan terhadap perilaku aliran udara dalam ruangan dengan menggunakan indikator koefisien kecepatan udara. Koefisien inilah yang ditetapkan sebagai parameter **output** dari model Jaringan Saraf Tiruan.

Hasil penelitian ini menunjukkan bagaimana ide tentang Jaringan Saraf Tiruan diaplikasikan dan hasil-hasilnya dipresentasikan. Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan sebagai suatu prediktor universal [5, 6] merupakan suatu subjek menarik untuk dikembangkan untuk evaluasi bangunan berventilasi alamiah. Aplikasinya menunjukkan kemampuan untuk memberikan hasil yang sesuai dalam situasi dimana banyak parameter yang harus diperhitungkan secara simultan.

METODOLOGI

Penyusunan basis data dilakukan dengan pengumpulan data dari studi pustaka. Data yang digunakan sebahagian besar diambil dari hasil-hasil penelitian mengenai bangunan berventilasi alamiah yang menggunakan terowongan angin (wind tunnel) dan *Computational Fluid Dynamics* (STAR-CD dan FLUENT).

Ada tiga metode untuk meneliti fenomena aliran udara (angin) : pengukuran langsung, model reduksi dalam terowongan angin dan simulasi numerik : *Computational Fluid Dynamics* (CFD) [7].

Hasil-hasil penelitian dari Gouin [8], Ernest [9] dan Kindangen et al [10,11,12] digunakan sebagai basis data. Mereka telah meneliti pengaruh beberapa elemen arsitektural terhadap kecepatan aliran udara dalam ruangan yang dinyatakan dengan koefisien kecepatan udara, koefisien ini tak berdimensi yang didefinisikan dengan :

$$C_v = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{V_i}{V_r} \quad (1)$$

dimana:

V_i adalah kecepatan udara dalam ruangan di lokasi i

V_r adalah kecepatan referensi yang merupakan kecepatan pada zona bebas di depan bangunan

n adalah jumlah lokasi yang diukur

Dari sini disusun suatu basis data yang terdiri dari 27 parameter dan 216 jenis kasus. Parameter basis data ini dipresentasikan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Basis Data, Parameter Arsitektural

No.	PARAMETER ARSITEKTURAL	
1	Orientasi bangunan	
2	Konfigurasi atap	Lengkungan longitudinal
3		Sudut longitudinal 1
4		Sudut longitudinal 2
5		Sudut transversal 1
6		Sudut transversal 2
7	Lengkungan transversal	
8	Bangunan panggung (memiliki kolong)	
9	Pelubangan pada lantai	
10	Muka bangunan/ menghadap angin	Jumlah jendela
11		Porositas dinding
12		Proteksi sinar matahari vertikal
13		Proteksi sinar matahari horisontal
14	Grillage	
15	Belakang bangunan	Jumlah jendela
16		Porositas dinding
17		Proteksi sinar matahari vertikal
18		Proteksi sinar matahari horisontal
19	Grillage	
20	Sisi kiri bangunan	Jumlah jendela
21		Porositas dinding
22		Proteksi sinar matahari horisontal
23	Grillage	
24	Sisi kanan bangunan	Jumlah jendela
25		Porositas dinding
26		Proteksi sinar matahari horisontal
27		Grillage

Ke-27 parameter ini tidak terdapat hubungan yang linier, dengan kata lain hubungan non deterministik dan non linier. Kesulitan dan kekompleksitasan dalam merumuskan suatu korelasi jika terdapat lebih dari dua variabel penentu mengarahkan kami untuk melihat pada metode intelijen artifisial. Salah satunya adalah Jaringan Saraf Tiruan. McCulloch dan Pitts [13] yang pertama-tama memformulasikan suatu neuron biologis secara matematis. Berbeda dengan metode statistik, Jaringan Saraf Tiruan tidak memerlukan pengetahuan model matematis yang menghubungkan antara input dan output [5,6]. Keandalan yang demikian sering digunakan untuk memecahkan masalah-masalah non-linier. Aplikasinya telah banyak digunakan dalam banyak hal seperti : diagnostik, evaluasi signal, pengenalan gambar, pengenalan suara, kompresi data, kontrol, peramalan, analisa data dan lain sebagainya [14].

Model JST pada umumnya dibagi dalam dua bagian besar : Jaringan berlapis (layers), dan jaringan *recurrent*. Dalam hal prediksi banyak digunakan model training : *back propagation*. Dengan menggunakan 2 (dua) lapis tersembunyi (hidden layers) memberikan hasil yang baik. Stevenson [15] dan Patterson [16] menunjukkan juga bahwa hanya dengan menggunakan 2 (dua) lapisan tersembunyi telah memberikan hasil yang baik dalam prediksi.

Pada tahap pemodelan Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Networks), basis data tersebut dibagi dalam dua bagian yaitu kelompok data : *training set* dan *generalization set*. Untuk basis data pada training set sebanyak 166 tipe kasus dan pada generalization set sebanyak 50 tipe kasus. Pemodelan Jaringan Saraf Tiruan (JST) ini diimplementasikan dalam *MATLAB*. Dari sini diperoleh modul prediktor yang dengan mudah dapat dikembangkan misalnya untuk penambahan pengaruh elemen-elemen arsitektur/fisik lainnya. Input matriks dapat diperlebar dan di "training" lagi untuk mendapatkan suatu model JST terpakai.

Untuk keperluan validasi digunakan "*generalization set*" dengan membandingkan output hasil prediksi dari model JST yang digunakan. Inilah yang menjadi acuan keakuratan model JST yang dipakai.

a. Dasar Teoritis : Jaringan Saraf Tiruan

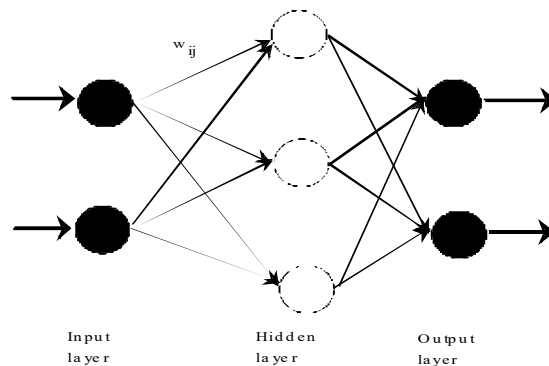
Jaringan Saraf Tiruan dikembangkan sebagai upaya meniru kerja otak manusia. Seperti halnya otak manusia, model perhitungan

ini terdiri dari banyak unit-unit kecil yang saling berhubungan satu dengan lainnya. Unit-unit ini atau simpul (nodes) memiliki kemampuan yang sangat sederhana, dimana kekuatan dari model diturunkan dari saling hubungan dari unit-unit ini dan tergantung pada struktur koneksinya.

Pada tahun 1943, MacCulloch and Pitts mengajukan suatu model matematis dari neuron biologis. Jenis neuron ini memiliki suatu dinamika yang sangat sederhana yakni signal input diberi nilai sebagai suatu jumlah pemberat (the weighted sum) dari rangsangan yang datang dari luar.

Secara matematis, suatu jaringan saraf merupakan suatu fungsi. Dia menerima suatu input dan menghasilkan suatu output. Input dan output direpresentasikan oleh bilangan riil. Suatu jaringan saraf sederhana dapat diilustrasikan seperti dalam Gambar 1.

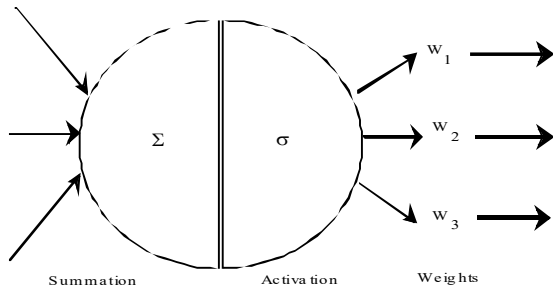
Gambar ini menunjukkan suatu jaringan yang terdiri dari 7 (tujuh) unit atau saraf atau simpul (lingkaran) dan 12 (duabelas) hubungan (anak panah). Simbol w_{ij} yang terdapat pada setiap hubungan adalah beratnya (weight), ini menunjukkan kekuatan hubungan. Hubungan atau koneksi dengan berat berbilangan positif dikenal dengan istilah *excitatory* sedangkan yang negatif adalah *inhibitory*. Konstelasi dari saraf-saraf dan koneksinya disebut arsitektur atau topologi dari jaringan.



Gambar 1. Suatu Jaringan Saraf

Gambar 2 mengilustrasikan bagaimana informasi diproses melewati suatu simpul tunggal. Simpul ini menerima berat/nilai aktivasi (the weighted activation) dari simpul lain sebelumnya yang berhubungan dengannya. Pertama-tama, mereka dijumlahkan (*summation*). Hasilnya ini melewati suatu fungsi aktivasi dan keluarannya adalah aktivasi dari simpul tersebut. Untuk setiap hubungan yang pergi keluar dari

suatu simpul, nilai aktivasi ini dikalikan dengan berat spesifik dan ditransfer ke simpul berikutnya.



Gambar 2. Proses yang Terjadi dalam Suatu Unit Jaringan Saraf.

Beberapa fungsi batas digunakan. Beberapa syarat penting untuk fungsi batas tersebut adalah non linier. Fungsi batas yang sering digunakan adalah sigmoid logistik seperti pada rumus berikut ini :

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2)$$

Ada beberapa fungsi aktivasi yang lain yang digunakan seperti gaussian, sinus, tangen hiperbolik dll. Akan tetapi yang paling sering digunakan adalah fungsi sigmoid, ini memiliki beberapa keunggulan untuk *back-propagation learning*, suatu algoritma training yang klasik untuk jaringan saraf (feed-forward neural networks).

Pada awalnya berat dari suatu jaringan ditentukan secara acak atau didefinisi terlebih dahulu. Akan tetapi, sedikit diketahui tentang sifat matematis dari jaringan saraf. Terutama untuk suatu masalah yang diberikan, pada dasarnya tidak mungkin untuk menetapkan berat yang mana yang harus diberikan pada hubungan/koneksi masing-masing untuk memecahkan persoalan. Karena Jaringan Saraf ini merupakan paradigma program non deklaratif, jaringan dilatih/diajarkan dengan contoh, yang disebut pola.

Propagasi-balik adalah suatu metode untuk melatih jaringan. Latihan dilakukan dengan suatu pola pada suatu waktu. Latihan dari semua pola dari suatu kelompok (training set) disebut suatu periode *epoch*. *Training set* haruslah suatu kumpulan contoh input-output yang representatif.

“Latihan” propagasi balik (*back-propagation training*) adalah suatu algoritma gradien

menurun dimana algoritma ini mencoba untuk memperbaiki kinerja dari jaringan saraf dengan mereduksi kesalahan sepanjang gradiennya. Kesalahan tersebut diekspresikan oleh kesalahan akar kuadrat terkecil (root-mean-square error (RMS)), yang dapat dihitung dengan:

$$E = \frac{1}{2} \sum_p \|t_p - o_p\|^2 \quad (3)$$

Kesalahan (E) adalah setengah dari jumlah rata-rata geometri dari beda antara vektor-vektor target yang diproyeksikan (t) dan keluaran aktual (the actual output) (o) untuk semua pola (p). Setiap langkah latihan (training step), berat/nilai (the weights) (w) disesuaikan menuju arah penurunan maksimum (maximum decrease), diskalakan oleh beberapa *learning rate lambda* (λ).

$$\nabla E = \left(\frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n} \right) \quad (4)$$

$$w_{new} = w_{old} - \lambda \nabla E \quad (5)$$

Fungsi sigmoid memiliki sifat

$$\frac{d}{dx} \sigma(x) = \sigma(x)(1 - \sigma(x)) \quad (6)$$

Dengan kata lain derivatifnya dapat dihitung dengan hanya memakai operasi perkalian dan pengurangan pada hasil-hasilnya tersebut. Persamaan merubah nilai berat direduksi pada:

$$\Delta w_{from,to} = -\lambda o_{from} \delta_{to} \quad (7)$$

$$\delta_{output} = -(t_{output} - o_{output}) \quad (8)$$

$$\delta_{hidden} = \sigma'(s_{hidden}) \sum_i \delta_i w_{hidden,i} \quad (9)$$

Ada fungsi-fungsi yang berbeda untuk hubungan ke simpul pada lapis tersembunyi (hidden node) dan simpul output. Penjumlahan yang tidak terproses (s) untuk setiap simpul harus disimpan sebelum fungsi aktivasi digunakan padanya. Jadi, operasi aljabar dasar seperti perkalian dan pengurangan adalah cukup untuk membentuk perubahan nilai beratnya.

b. Pemodelan: Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan

Suatu jaringan saraf merupakan suatu prediktor universal yang dapat belajar dari suatu

himpunan pola dan output seperti mengenal pola-pola yang tidak diketahui melalui generalisasi setelah “belajar” dari kelompok-pola. Jadi, adalah mungkin untuk digunakan untuk memprediksi pengaruh dari beberapa parameter arsitektur secara simultan sebagai suatu fungsi. Beberapa elemen harus diperhatikan pada saat desain jaringan yakni [14] :

- Pembentukan kelompok *training* dan generalisasi.
- Pemilihan arsitektur jaringan yang tepat.
- Pemilihan parameter yang sesuai dari *training*.

Pembentukan kelompok *training* terdiri dari parameter-parameter *input* dan *output*. Dalam studi ini inputnya adalah arah angin, konfigurasi bukaan, bentuk atap dan elemen-elemen arsitektural lainnya sedangkan outputnya adalah koefisien (C_v), seperti digambarkan dalam Tabel 2 berikut ini.

Tabel 2. Pasangan Input dan Output dari Kelompok Training dan Keneralisasi

Parameter Elemen Arsitektur		Jumlah kasus				Normalisasi
		1	2	...	n	
Orientasi Bangunan						[0,1]
Konfigurasi Atap	Lengkungan longitudinal					
	Sudut longitudinal 1					
	Sudut longitudinal 2					
	Sudut transversal 1					
	Sudut transversal 2					
Lengkungan transversal						
Bangunan di atas panggung						
Lubang Lantai						
Muka Bangunan	Jumlah jendela					
	Porositas dinding					
	Proteksi vertikal					
	Proteksi horisontal					
Belakang Bangunan	Grillage					
	Jumlah jendela					
	Porositas dinding					
	Proteksi vertikal					
Sisi Kiri	Proteksi horisontal					
	Grillage					
	Jumlah jendela					
	Porositas dinding					
Sisi Kanan	Proteksi horisontal					
	Grillage					
	Jumlah jendela					
	Porositas dinding					

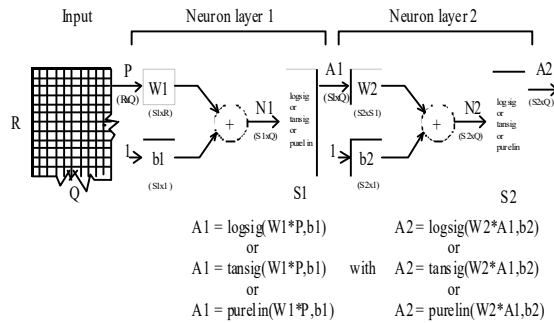
OUTPUT:

Koefisien Reduksi Kecepatan	C_{v1}	C_{v2}	...	C_{vn}	[0,1]
------------------------------------	----------	----------	-----	----------	-------

Tabel ini menunjukkan suatu matriks yang akan digunakan untuk data input dan nilai output. Skala normalisasi dengan membagi setiap input dengan nilai maksimum akan menghasilkan masukan input dan output antara 0 dan 1.

Kelompok *training* mencakup seluruh spektrum dari input, dimana untuk menghitung nilai berat dari semua simpul. Nilai-nilai inilah yang digunakan sebagai inti dari modul prediktor pada alat bantu perancangan.

Gambar 3 menunjukkan arsitektur jaringan yang terdiri dari satu lapisan input, satu lapisan tersembunyi (hidden layer) dan satu lapisan output. Dalam penelitian ini dikembangkan suatu arsitektur jaringan dengan variasi jumlah simpul dan jumlah lapisan tersembunyi sampai dua lapisan. Kombinasi beberapa fungsi aktivasi seperti fungsi sigmoid logistik, tangensial hiperbolik digunakan dalam tahap *training* atau pembelajaran.



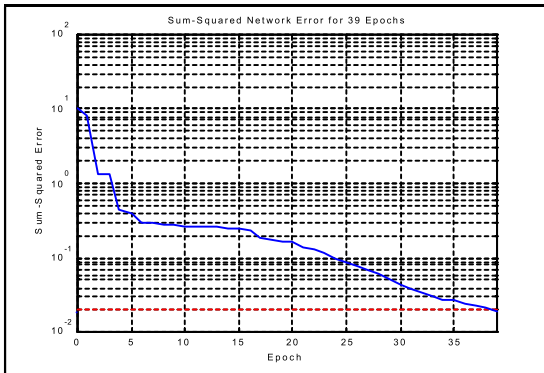
Gambar 3. Suatu Arsitektur Jaringan Saraf dengan Satu Lapisan Tersembunyi

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sejumlah jaringan dengan jumlah lapisan yang tersembunyi (hidden layer) yang berbeda-beda telah diuji (133 jaringan dengan satu lapisan tersembunyi dan 112 jaringan dengan dua lapisan tersembunyi). Jaringan dengan kesalahan yang paling kecil pada tahap validasi atau generalisasi ditetapkan sebagai konfigurasi optimal. Pada awalnya, kesalahan pada kedua tahap baik tahap *training* dan generalisasi menurun; akan tetapi, jika kesalahan pada tahap generalisasi mulai meningkat, ini berarti bahwa ada dinamika tak termodelkan dalam jaringan. Meneruskan proses pembelajaran akan menjadi tidak efektif.

Hasil yang dipresentasikan dalam Gambar 4, 5 dan 6, diperoleh dengan propagasi balik

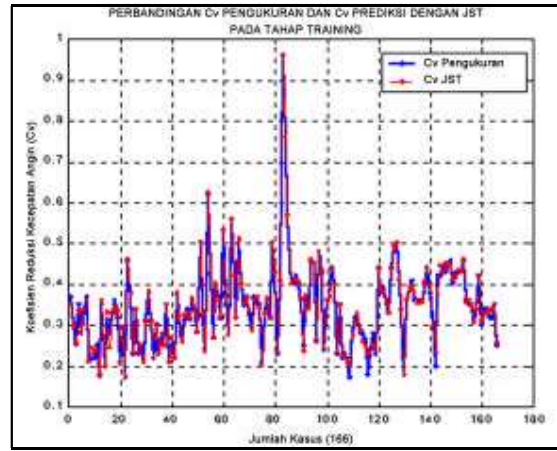
Levenberg-Marquardt dengan dua lapisan tersembunyi (hidden layers) yang mengandung 20 neuron untuk masing-masing jaringan tadi. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi tangen hiperbolik untuk semua neuron. Jaringan dengan konfigurasi optimal memberikan hasil yang terbaik, dimana dicatat bahwa dengan menggunakan satu lapisan tersembunyi diperoleh kesalahan rata-rata pada tahap training sebesar 0,43 % dengan jumlah *epoch* 15 dan 5,1 % pada tahap generalisasi. Sedangkan untuk jaringan dengan dua lapisan tersembunyi diperoleh suatu konfigurasi jaringan yang terbaik dengan kesalahan rata-rata pada tahap training sebesar 0,46 % dengan jumlah *epoch* sebanyak 39, sedangkan pada tahap generalisasi diperoleh kesalahan rata-rata sebesar 3,11 %.



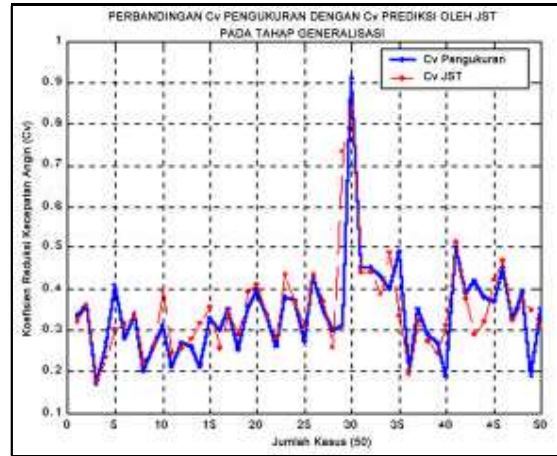
Gambar 4. Kesalahan kuadratik dan epoch untuk konfigurasi jaringan yang terbaik.

Kesalahan yang diinginkan (error goal) dari konfigurasi jaringan terbaik ditentukan sebesar 0,01. Sebelum ditetapkan suatu konfigurasi jaringan optimal telah diteliti konfigurasi lain dengan satu lapisan tersembunyi dan dua lapisan tersembunyi dengan jumlah neuron yang bervariasi seperti dipresentasikan dalam tabel 3. Notasi S1, S2, dan S3 mengacu pada arsitektur jaringan dimana jaringan dengan 1 lapisan tersembunyi berakhir dengan S2 dan yang dengan 2 lapisan tersembunyi berakhir dengan S3 sesuai Gambar 3.

Hasil lain yang diperoleh menunjukkan bahwa pemilihan *input set* pada tahap *training* adalah krusial dalam meningkatkan kualitas hasil. Semakin lebar *data set* pada saat training akan semakin baik prediksinya. Ini untuk menjamin bahwa kasus-kasus dalam training set mencakup keseluruhan variasi selang (range) dari parameter-parameter.



Gambar 5. Koefisien Reduksi Kecepatan (Cv) Aktual vs Cv Prediksi pada Tahap Training untuk Konfigurasi Jaringan Terbaik.



Gambar 6. Koefisien Reduksi Kecepatan (Cv) Aktual vs Cv Prediksi pada Tahap Generalisasi untuk Konfigurasi Jaringan Terbaik.

Tabel 3. Distribusi Jumlah Neuron pada Lapisan-lapisan Berbeda.

	JST dengan 1 lapisan tersembunyi	JST dengan 2 lapisan tersembunyi
Jumlah neuron (S1)	5, 10, 15, 20, 30, 50, 100, 500	5, 10, 15, 20, 25, 50
Jumlah neuron (S2)	1	5, 10, 15, 20, 25, 50
Jumlah neuron (S3)	-	1

KESIMPULAN DAN PERSPEKTIF

Penggunaan Jaringan Saraf Tiruan untuk evaluasi kinerja ventilasi alamiah telah ditunjukkan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaannya sangat sesuai untuk suatu

kondisi dimana sejumlah besar parameter yang mempengaruhi kinerja ventilasi alamiah harus diperhitungkan, dan memungkinkan untuk menyimpan (memorize) pengukuran dan simulasi (numerik) yang telah dilaksanakan dalam bentuk yang terpakai. Perluasan parameter dapat diatasi dengan memperlebar *input set* yang hanya membutuhkan reaktualisasi dari berat (weight) yang diperoleh dengan training yang baru.

Sejumlah penelitian lanjutan diperlukan baik untuk mengkaji perilaku aliran udara pada konfigurasi yang lebih beragam seperti bangunan pada tipe topografi yang berbeda, dengan bentang alam dan konstruksi penghalang, maupun untuk tahap implementasi Jaringan Saraf Tiruan sampai pada desain devais kontrol yang berhubungan dengan pengendalian kondisi fisik suatu ruangan. Pada tingkat pengkajian perilaku aliran udara masih diperlukan kajian yang lebih mendalam untuk mengetahui perilaku aliran yang biasanya merupakan aliran turbulen. Demikian juga halnya pada tingkat implementasi Jaringan Saraf Tiruan masih diperlukan perluasan pengkajian secara teoritis maupun aplikasinya.

UCAPAN TERIMA KASIH

Artikel ini merupakan hasil penelitian yang dibiayai oleh DCRG Proyek URGE, DIKTI tahun 2000/2001, No. kontrak: 034/DCRG/URGE/2000. Kami menyampaikan terima kasih kepada **DR. Benyamin Kusumoputro, M.Eng.** dan **Ir. Bagyo Y. Moeliodihardjo, MSc.** yang telah membantu kami dalam melaksanakan penelitian di Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, serta pihak lain yang membantu terselenggaranya kegiatan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

Berglund, L.G., Cunningham, D.J., Parameters of Human Discomfort in Warm Environment, *ASHRAE Trans.*, vol.92, part 2B, 1986, p. 732-746

Gagge, A.P., Thermal Sensation and Comfort in Dry Humid Environment, *Proc. of the CLIMA 2000*, Copenhagen, 1985, p. 77-83

De Dear, R.J., Leow, K.G., Ameen, A., Thermal Comfort in the Humid Tropics-part II: Climate chamber experiments on thermal acceptability preferences in Singapore, *ASHRAE Trans.*, vol.97, part 1, 1991, p. 874-879

Gan, G., Awbi, H.B., Croome, D.J., Airflow and Thermal Comfort in Naturally Ventilated Classrooms, Air Movement & Ventilation Control Within Buildings, *Proc. of 12th AIVC Conference*, Ottawa, 1991, p. 161-177

Jodouin, J.F. (), *Les Reseaux Neuromimetiques*, Edition Hermes, Paris, 1994.

Glorennec, P.-Y., Modelisation d'un batiment par un reseau neuronal, In: *Journees RCT 93: Regulation - Commande - Telegestion*, ADEME, Sophia Antipolis, 1993, p. 11.

Awbi, H.B., *Ventilation of Buildings*, E&FN Spon, London, 1991.

Gouin, G., *Contribution aérodynamique à l'étude de la ventilation naturelle de l'habitat en climat tropical humide*, These Doctorat, Universite de Nantes, 1984.

Ernest, D.R., *Predicting Wind-Induced Indoor Air Motion, Occupant Comfort, and Cooling Loads in Naturally Ventilated Buildings*, Ph.D. Thesis, University of California, Berkeley, 1991.

Kindangen, J.I., Krauss, G., Investigation of Natural Ventilation with Computational Fluid Dynamics. A Comparison Study with Wind Tunnel Results, *Architectural Science Review*, vol.39, no.2, 1996, p.113-120

Kindangen, J.I., Krauss, G., Depecker, P., Effects of Roof Shapes on Wind Induced Air Motion Inside Buildings, *Building and Environment*, vol.32, no.1, 1997, p.1-11.

Kindangen, J.I., Window and Roof Configurations for Comfort Ventilation, *Building Research and Information*, vol.25, no.4, 1997, p.218-225.

McCulloch, W.S., Pits, W., A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol. 5, 1943, p.115-133.

- Abdi, H., *Les reseaux de neurones*, Presses Universitaires de Grenoble, Grenoble, 1994.
- Stevenson, W.J., Using Artificial Neural Nets to Predict Building Energy Parameters, *ASHRAE Trans.* vol. 100, part 2, 1994, p. 1081-1087
- Patterson, D.W. Berglund, L.G., Cunningham, D.J., Parameters of Human Discomfort in Warm Environment, *ASHRAE Trans.*, vol.92, part 2B, 1986, p. 732-746
- Gagge, A.P., Thermal Sensation and Comfort in Dry Humid Environment, *Proc. of the CLIMA 2000*, Copenhagen, 1985, p. 77-83
- De Dear, R.J., Leow, K.G., Ameen, A., Thermal Comfort in the Humid Tropics-part II: Climate chamber experiments on thermal acceptability preferences in Singapore, *ASHRAE Trans.*, vol.97, part 1, 1991, p. 874-879
- Gan, G., Awbi, H.B., Croome, D.J., Airflow and Thermal Comfort in Naturally Ventilated Classrooms, Air Movement & Ventilation Control Within Buildings, *Proc. of 12th AIVC Conference*, Ottawa, 1991, p. 161-177
- Jodouin, J.F., *Les Reseaux Neuromimetiques*, Edition Hermes, Paris, 1994.
- Glorennec, P.-Y., Modelisation d'un batiment par un reseau neuronal, In: *Journees RCT 93: Regulation - Commande - Telegestion*, ADEME, Sophia Antipolis, 1993, 11p.
- Awbi, H.B., *Ventilation of Buildings*, E&FN Spon, London, 1991.
- Gouin, G., *Contribution aerodynamique à l'étude de la ventilation naturelle de l'habitat en climat tropical humide*, These Doctorat, Universite de Nantes, 1984.
- Ernest, D.R., *Predicting Wind-Induced Indoor Air Motion, Occupant Comfort, and Cooling Loads in Naturally Ventilated Buildings*, Ph.D. Thesis, University of California, Berkeley, 1991.
- Kindangen, J.I., Krauss, G., Investigation of Natural Ventilation with Computational Fluid Dynamics. A Comparison Study with Wind Tunnel Results, *Architectural Science Review*, vol.39, no.2, 1996. p.113-120
- Kindangen, J.I., Krauss, G., Depecker, P., Effects of Roof Shapes on Wind Induced Air Motion Inside Buildings, *Building and Environment*, vol.32, no.1, p.1-11
- Kindangen, J.I. (1997), Window and Roof Configurations for Comfort Ventilation, *Building Research and Information*, vol.25, no.4, 1997, p.218-225
- McCulloch, W.S., Pits, W., A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol. 5, 1943, p.115-133
- Abdi, H., *Les reseaux de neurones*, Presses Universitaires de Grenoble, Grenoble, 1994.
- Stevenson, W.J. (), Using Artificial Neural Nets to Predict Building Energy Parameters, *ASHRAE Trans.* vol. 100, part 2, 1994, p. 1081-1087
- Patterson, D.W., *Artificial Neural Networks. Theory and Application*, Prentice Hall, Singapore, 1996.